第27卷 第5期 工 程 数 学 学 报 Vol. 27 No. 5
2010年10月 CHINESE JOURNAL OF ENGINEERING MATHEMATICS Oct. 2010

文章编号:1005-3085(2010)05-0801-08

基于参数化最小割方法的SAR图像区域分割*

周强锋[1,3]， 田 铮[1,2]， 刘丙涛[1,4]

(1- 西北工业大学应用数学系，西安 710072;
2- 中国科学院遥感应用研究所遥感科学国家重点实验室，北京 100101;
3- 中国空空导弹研究院，洛阳 471009; 4- 中国电子科技集团第五十四研究所，石家庄 050081)

摘 要: 由于SAR图像中存在大量的相干斑噪声，最小割准则(Minimum Cut Criterion)倾向于分割出小的孤立点集，因此最小割准则难以直接应用于SAR图像分割中。本文给出了一种可以根据需要来控制分割区域大小的参数化最小割准则(Parametric Minimum Cut Criterion)，由此减少小的孤立点集的产生。该准则通过构建参数化割树(Parametric Cut Tree)得到理论最优解。为了参数化最小割准则更有效地应用于SAR图像分割，结合了区域分割方法中的四叉树分裂合并技术，给出了一种基于图论的SAR图像区域分割算法。在利用四叉树技术分裂图像时，根据SAR图像的统计特性，给出了一种新的区域一致性度量，有效地抑制了相干斑噪声的影响。实验结果表明了本文方法的有效性。

关键词: 参数化最小割；SAR图象分割；Gomory-Hu算法；图论

分类号: **AMS**(2000) 62F12 **中图分类号**: TP391 **文献标识码**: A

1 引言

合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)具有高分辨率成像及全天候和全天时对地观测的优势，在军事和民用方面发挥巨大的作用。SAR图像存在固有的乘性相干斑点噪声，给SAR图像分割造成很大困难[1]。传统的SAR图像分割算法一般先对原始SAR图像滤波，以减少斑点噪声，再采用光学图像的处理方法进行分割[2,3]，但是滤波方法在降低斑点噪声的过程中不可避免的会损失一些目标和结构信息，影响最后的分割结果，并且滤波处理增加了计算的复杂度。结合SAR图像中像素的强度信息和结构信息，利用适当的分割算法在图像分割过程中抑制斑点噪声是一种有效的分割途经[4,5]。

目前，基于图论的图像分割方法是研究的一个热点，提出了很多模型准则[6-11]，但是其中大多数准则都是NP难问题[7,8,10,11]，无法得到理论最优解，而Wu和Leahy[6]提出的最小割准则(Minimum Cut Criterion)是一个全局最优准则，利用Gomory-Hu算法可以得到理论最优解。但是最小割准则倾向于分割出小的孤立点集[7]，而且没有考虑到噪声的影响，因此难以直接应用于SAR图像分割。

本文在最小割准则的基础上，为了避免小的孤立点集的产生，给出了一种根据需要可以控制分割区域大小的新准则，称之为参数化最小割准则(Parametric Minimum Cut Criterion)，该准则同样可以利用Gomory-Hu算法构建参数化割树(Parametric Cut Tree)求得理论最优解。为了参数化最小割准则更有效地应用于SAR图像分割，结合图像区域分割方法的四叉树

收稿日期: 2007-09-30. **作者简介**: 周强锋(1982年9月生)，男，硕士. 研究方向：图像处理与模式识别.
***基金项目**: 国家自然科学基金(60972150; 10926197)；西北工业大学科技创新基金(2007KJ01033).

分裂合并技术，给出了一种基于图论的SAR图像区域分割算法，在对原图像分裂时，为了更有效地度量区域一致性，抑制SAR图像中相干斑噪声的影响，根据SAR图像的统计特性，给出了一种新的区域一致性度量。

2 参数化最小割方法

2.1 参数化最小割准则

将一幅图像视为一个赋权无向图$G=(V,E,W)$，像素集看作为顶点集V，边缘集看作为边集E，像素之间的连接权为w_{ij}，则将图像二值划分为两个区域A和B ($A\cup B=V$, $A\cap B=\emptyset$) 的代价函数为

$$\mathrm{Cut}(A,B)=\sum_{i\in A,j\in B} w_{ij}. \tag{1}$$

对于一幅图像，使得上述代价函数最小的划分即为图像的最佳划分，称之为最小割准则 (Minimum Cut Criterion)[6]。

为了得到一个K分图像，可以利用Gomory-Hu算法，构建图对应的割树[12] (Cut Tree)，并从最小容量的边开始，按照容量递增，依次对图的割树去K-1条边，从而得到图的最优K分[6]。

最小割准则存在倾向于分割出小的孤立的点集的缺陷[7]，对于SAR图像分割，由于存在大量相干斑点噪声，更加容易分割出孤立的点集。为了得到一个满意的分割结果，本文在最小割准则基础上，给出了一个新的划分代价函数如下

$$P\mathrm{Cut}(A,B)=\frac{\mathrm{Cut}(A,B)}{\delta(\min\{|A|,|B|\},\alpha)}, \tag{2}$$

其中$\mathrm{Cut}(A,B)$表示A和B间的割，$|\cdot|$表示集合的势，α是给定参数。函数$\delta(\min\{|A|,|B|\},\alpha)$的形式为

$$\delta\big(\min\{|A|,|B|\},\alpha\big)=\begin{cases}1, & \min\{|A|,|B|\}\geq\alpha,\\ 0, & \min\{|A|,|B|\}<\alpha.\end{cases} \tag{3}$$

本文定义

$$\frac{\mathrm{Cut}(A,B)}{0}=\infty.$$

对于一幅图像，使得(2)式最小的划分，称之为参数化最小割准则 (Parametric Minimum Cut Criterion)。

从参数化最小割准则定义式可知，参数化最小割准则意在剔除孤立点集 (顶点数小于α) 的产生。参数化最小割准则的最优化是找到使一个图划分成两部分的顶点数都不小于α的最小割，即可以首先求出图对应的所有顶点对间最小割，其次根据给定参数α，利用(2)式对所有最小割进行参数化得到参数化最小割，最后找出最小的参数化最小割。因此参数化最小割准则保留了最小割准则具有全局性的优点。图的所有顶点对间最小割可以利用Gomory-Hu算法构建割树得到，因此参数化最小割准则的最优化可以对割树参数化后得到，即可得到下一节定义的一个参数化割树。

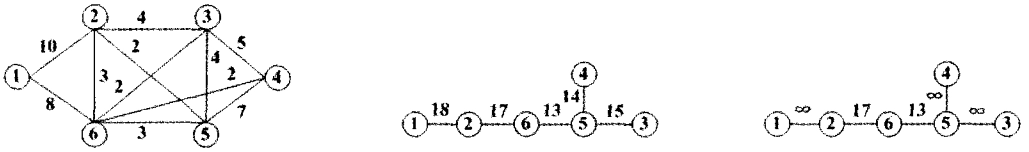
2.2 参数化割树

为了最优化参数化最小割准则，下面首先给出一个参数化割树的定义。

定义1 (参数化割树，Parametric Cut Tree) 对于一个赋权无向图$G=(V,E,W)$，给定参数α，其参数化割树$T_p=(V,E_{T_p},C_{T_p})$是含有与G相同顶点集V的赋权树，满足如

下约束条件：对任意的$e \in E_{T_p}$，对应的边权$c_e \in C_{T_p}$，通过移去边e划分T_p得到两部分顶点集A和B，$A \cup B = V$，$A \cap B = \emptyset$，若$\min\{|A|,|B|\} \geq \alpha$，则$c_e = M\mathrm{Cut}(A,B)$；若$\min\{|A|,|B|\} < \alpha$，则$c_e = \infty$，其中$M\mathrm{Cut}(A,B)$表示$A$和$B$间的最小割。

图的参数化割树是针对一个参数α而言，因此参数化割树也可称为α-割树。为了叙述更清晰，本文后续部分都把参数化割树统一称为α-割树。α-割树的构建与割树的构建类似，同样可以利用Gomory-Hu算法构建，唯一不同的是边的权值不同，即α-割树的边权是参数化最小割的容量，而割树的边权是最小割的容量。在图1中，图1(a)是原图，它对应的割树是图1(b)，$\alpha = 2$时对应的参数化割树见图1(c)。参数α不同对应的α-割树显然不同，并且由于在计算最大流时，顶点的选择是随意的，相同参数α也可以对应不同的α-割树，即有如下命题。



(a) 原图　(b) 割树　(c) 2-割树

图 1:　赋权无向图及其对应的割树

(a) 参数化前　(b) 参数化后

图 2:　子2-割树再参数化示意图 ($\alpha = 2$)

命题 1　不同的参数α对应不同α-割树，相同的参数α存在不同α-割树。

对于图像分割，可根据需要给定不同大小的α，即目标较大，α取较大值；目标较小，α取较小值。

命题 2　图的割树是α-割树的特例，即割树是1-割树。

类似于最小割方法[6]，图$G = (V, E, W)$的参数化最小割准则的最优划分等价于移去其α-割树中边权最小的边得到的划分。注意到，当$\alpha > 1$时，若对α-割树去掉两条边以上，以使图划分三部分以上，可能出现某部分的大小小于α的情况。以图1为例，在图1中，图1(a)是原图，对应的2-割树见图1(c)。倘若根据2-割树来划分原图为三部分，即选取边权为13和17去边得到，所得到的三部分的顶点集分别为{1,2}、{6}和{3,4,5}，但是，其中顶点集{6}的势却小于2。为了保证划分的每个部分都不小于α，首先利用参数化最小割准则对原图进行一次最优划分，通过分别对划分得到的子图继续利用参数化最小割准则划分，即递归划分，可以有效地解决该问题。

为了减少计算量，充分利用已得α-割树的信息，本文利用子α-割树再参数化的方法，每次去边划分原图时，相应的α-割树也被划分为多个子α-割树，利用如下方法分别对其进行再参数化。

子α-割树再参数化方法：对子α-割树T'_p，移去任意一条边e，划分T'_p得到顶点集A'和B'，若$\min\{|A'|,|B'|\} \geq \alpha$，则$e$的边权保持不变；若$\min\{|A'|,|B'|\} < \alpha$，则$e$的边权为$\infty$。

再利用子α-割树对原图进行下一步划分，即找到所有子α-割树中边权最小的边并移去，得到对原图的再次划分。通过对子α-割树的再参数化，确保了图像的每个分割区域都不小于α(如图2)。

2.3 参数化最小割准则优化的改进

为了下面描述的方便，下面给出预备定义及引理。

定义2(顶(或节)点的度) 对于无向图，顶(或节)点的度是指与该顶(或节)点关联的边的数目。

为了区分原图与割树中顶点的区别，本文把原图的顶点仍然称为顶点，而割树中的顶点统一称为节点。

定义3(中间α-割树) 利用Gomory-Hu算法构建最终的α-割树过程中，构建的节点数少于原图顶点数的树，称为中间α-割树。

定义4(超节点) 中间α-割树中包括超过1个原图顶点的节点，称为超节点。

显然，超节点可以看作一个包括超过1个原图顶点的顶点集。

定义5(端节点) 在中间α-割树中节点的度等于1的节点，称为端节点。

引理1[6] 给定图$G=(V,E,W)$，V_s和V_t是图G的最小割划分的两部分顶点集，对于任意的$r, r' \in V_s$ (或V_t)，则r和r'间的最大流和最小割可以在把V_t (或V_s)中所有顶点收缩为一个单顶点的收缩图中计算。

α-割树可以利用一般的Gomory-Hu算法构建，但是注意到在利用α-割树来最优化参数化最小割准则时，仅仅利用非∞的边。对于V'，若任意V'中两顶点间的最小割，使得原图$G=(V,E,W)$的划分成两部分A和B有$\min\{|A|,|B|\} < \alpha$，即V'中任意两顶点间的参数化最小割的容量等于∞，对参数化最小割准则的最优化不产生影响。因此，对于最优化参数化最小割准则，不需要计算V'中顶点间的最小割。下面的定理1给出了如何判断V'的存在。

定理1 给定图$G=(V,E,W)$，$T_m(V_m,E_m,C_m)$是构建其最终α-割树过程中的中间α-割树，对于任意的$v_m \in V_m$，若v_m既是超节点又是端节点，且$|v_m| \leq \alpha$，则v_m中任意两顶点间的参数化最小割的容量等于∞。

证明 由于v_m是T_m的一个既是超节点又是端节点的节点，则有v_m和$V-v_m$是图G的一个最小割的划分。利用引理1可知，v_m中任意两顶点间的最小割可以在把所有$V-v_m$中的顶点收缩为一个单顶点v_c的收缩图G_c中计算。设$M\text{Cut}(A,B)$是v_m中任意两顶点间的最小割，其划分G_c时，两个部分的形式显然是一部分仅包含v_m中的顶点，记为A，另一部分既包含v_m又包含v_c中的顶点，记为B，因此B中至少包含一个v_m中顶点，则有$|A| \leq v_m - 1$，而$v_m \leq \alpha$，即有$|A| \leq v_m - 1 < \alpha$，从而$\min\{|A|,|B|\} < \alpha$，根据(2)和(3)式，有$P\text{Cut}(A,B)=\infty$。

3 基于图论的SAR图像区域分割

基于图论的SAR图像区域分割算法，其主要分为两步，初始分割和区域分割。本文采用四叉树分裂技术来得到图像的初始分割，为了得到最终的图像分割，传统的方法仅仅比较相邻区

域的相似性进行区域合并，没有利用图像的全局信息[13]。因此，本文采用参数化最小割准则旨在提取图像的全局信息，对区域进行合并得到最终的图像分割。该方法以区域为顶点建立赋权无向图，减少了图的顶点数，在计算最小割的值时减少了复杂度，并且进一步避免了小的孤立点集的产生。

3.1 初始分割

采用图像分裂四叉树技术的关键是区域一致性度量准则的选取。对于SAR图像，由于存在固有的乘性相干斑噪声，常用区域的均值方差度量往往很难描述区域一致性，导致初始分割达不到满意的效果。根据SAR图像的统计特性，本文给出了一种新的区域一致性度量。根据Touzi的均值比边缘检测思想[14]，定义如下像素点边缘性度量。

定义6(像素点边缘性度量)　对图像中像素点(c_i,c_j)，取其邻域$R=\{(i,j)\,|\,|i-c_i|\le N,|j-c_j|\le N\}$，$N$是邻域长度且为奇数，过中心点$(c_i,c_j)$以水平、垂直、两对角线方向即$\theta=0,\ \frac{\pi}{4},\ \frac{\pi}{2},\ \frac{3}{4}\pi$，将区域$R$分为相等大小的区域$R_1$和$R_2$，令

$$g_{R_1}=\sum_{(i,j)\in R_1}g_{ij},\quad g_{R_2}=\sum_{(i,j)\in R_2}g_{ij},\quad r_\theta=\min\left(\frac{g_{R_2}}{g_{R_1}},\frac{g_{R_1}}{g_{R_2}}\right),\tag{4}$$

其中g_{ij}是像素点(i,j)的灰度值，则像素点(c_i,c_j)的边缘性度量为

$$E(c_i,c_j)=\min_\theta|r_\theta|\Big(\theta=0,\ \frac{\pi}{4},\ \frac{\pi}{2},\ \frac{3}{4}\pi\Big).\tag{5}$$

对于L视功率SAR图像，SAR功率图像在均匀区域服从Gamma分布[15]如下式所示

$$p(I/\mu)=\frac{1}{\Gamma(L)}\Big(\frac{L}{\mu}\Big)^{-L}I^{L-1}\exp\left(-\frac{LI}{\mu}\right),$$

其中，L为图像等效视数，I为图像像素值，μ为图像均匀区域的平均值。如果窗口分开的两个相等大小的区域都是含有S_N个独立的像素的均匀区域，则两个均匀区域均值之比服从如下分布[14]

$$p(r|(\mu_1/\mu_2))=\frac{n\Gamma(2S_NL)}{\Gamma(S_NL)^2}\Big[\frac{(\mu_1/\mu_2)^{S_NL}}{(r^n+\mu_1/\mu_2)^{2S_NL}}+\frac{(\mu_2/\mu_1)^{S_NL}}{(r^n+\mu_2/\mu_1)^{2S_NL}}\Big]r^{nS_NL-1},\quad r\in(0,1),\tag{6}$$

其中μ_1,μ_2分别为窗口中两边像素的平均值，S_NL为窗口中每一边的等效像素数，等效像素数的定义为，对于$N\times N$的窗口，$S_NL=LN(N-1)/2$，$n=1$对应功率图像，$n=2$对应幅度图像。整个窗口为均匀区域时，$\mu=\mu_1=\mu_2$，当窗口中存在边缘时，$\mu_1\neq\mu_2$，从(6)式可知，均匀比r的分布并不依赖某个均匀区域的强度，而是依赖于窗口中两区域的实际均值比，也就是虚警概率P_{fa}仅仅依赖于两均匀区域的均值比和窗口中的等效像素数。根据$E(c_i,c_j)$与给定的阈值t比较，判定中心像素点(c_i,c_j)是否为边缘点，当$E(c_i,c_j)\le t$时，即判定(c_i,c_j)为边缘点。

区域的一致性可以通过区域内部是否存在边缘像素点来衡量，根据区域内部所有像素点的边缘性，给出如下一个区域一致性度量。

定义7(区域一致性度量)　对于图像区域R，其内部像素点为$R^{\rm I}=\{(i,j)\}$，其区域一致性度量表示为

$$R_h=\sum_{(i,j)\in R^{\rm I}}\delta\big(E(i,j),t\big),\tag{7}$$

其中

$$\delta\big(E(i,j),t\big)=\begin{cases}1, & E(i,j)\le t,\\ 0, & E(i,j)>t,\end{cases}$$

t $(0 < t \leq 1)$ 是判定区域 R 内部像素点是否为边缘点的阈值。

从定义7的区域一致性度量可知，给定阈值 t，R_h 不仅表示了区域内部是否均匀，而且 R_h 的大小描述了区域一致性的程度。因此，给定阈值 n_t，根据 R_h 与 n_t 的大小，即可判定区域是否为均匀的。若

$$R_h \geq n_t, \tag{8}$$

则判定区域为非均匀的，即存在边界，区域需要进一步分裂。

3.2 区域分割

建立一个收缩的完全赋权图 $G^c = (V^c, E^c, W^c)$，图中的每个顶点代表一个初始分割区域，图中的边权代表相连接的区域间的相似度，根据文献[1]，SAR图像中的大部分同质区域服从Gauss分布，Gauss分布反映了自然界的有关变量的统计规律，本文采用的相似度函数如下

$$w_{ij}^c = \exp\Big(- \frac{|I_i - I_j|^2}{\sigma_I^2} \Big), \tag{9}$$

其中 I_i 代表区域 i 的平均灰度，I_j 代表区域 j 的平均灰度，σ_I 是控制参数。由此参数化最小割准则变为如下形式

$$P\mathrm{Cut}(A^c, B^c) = \frac{\mathrm{Cut}(A^c, B^c)}{\delta(\min\{|A^c|, |B^c|\}, \alpha)}, \tag{10}$$

其中 $|A^c|, |B^c|$ 表示区域包含的像素数。

4 实验结果

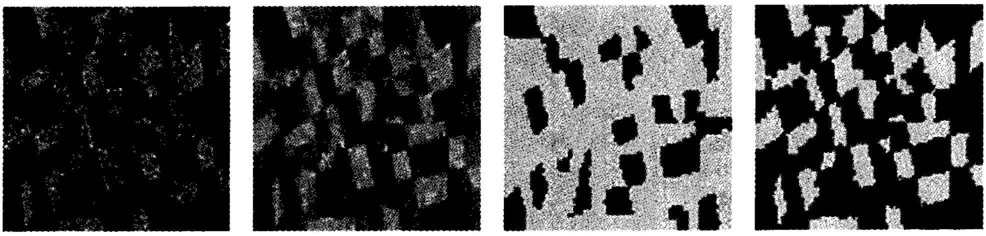
本文方法在P4-2.6G计算机VisualC++6.0平台上实现，为了验证其有效性，对多幅合成图像和SAR图像进行了实验。图3给出了对一幅模拟图像的结果，其中图3(a)是原模拟图像。图3(b)是四叉树分裂方法在参数 $N = 3$，$t = 0.4$，$n_t = 2$ 时得到的初始分割结果，由初始分割结果可以看出，本文提出的区域一致性度量有效地抑制了噪声的影响。图3(c)、(d)是本文方法在参数 $\alpha = 45$，$\sigma_I = 30$ 最终的两类和三类的分割结果。

图4给出了对SAR图像的分割结果，其中图4(a1)和(a2)是原始SAR图像。图4(b1)和(b2)是利用常用的标准差(分别为10和20)作为区域一致性度量，并采用传统四叉树分裂合并图像得到的分割结果。由于常用的标准差受SAR图像的相干斑噪声的影响，对区域一致性度量失效，因此分割结果存在真实边缘的丢失，产生了伪边缘。而且，传统的区域合并方法并没有利用全局信息，分割结果中出现了同一个区域被分成多个区域。图4(c1)和(c2)为本文方法分割的结果，各对应参数分别为 $N = 3$，$t = 0.4$，$n_t = 2$，$\alpha = 40$，$\sigma_I = 30$ 和 $N = 9$，$t = 0.8$，$n_t = 1$，$\alpha = 30$，$\sigma_I = 30$。由于利用新的区域一致性度量，并采用具有全局性的参数化最小割准则，本文方法的分割结果的边缘更准确，分割效果相对较好，更符合人的视觉，同时分割得到的图像并没有存在孤立的点集，说明本文算法避免了孤立点集的产生，表明了本文算法的有效性。

5 结束语

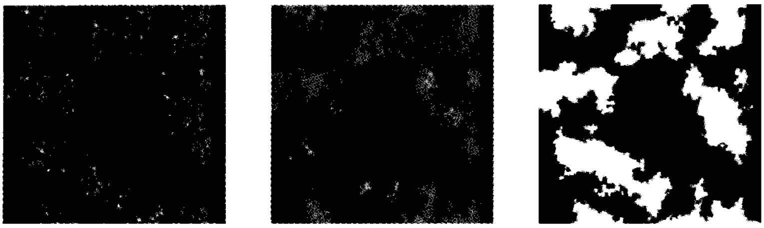
本文给出了一种参数化最小割准则，该准则可以利用参数化割树来求解参数化最小割准则的理论最优解。根据SAR图像的统计特性，给出了一种新的区域一致性度量准则；结合图像分裂四叉树技术，提出了一种基于图论的SAR图像区域分割方法，有效地抑制了斑点噪声的影响。融合区域分割方法的图论方法有两个优点，一是针对大部分区域分割方法在合并时仅考

虑图像局部信息的缺点，采用考虑全局信息的参数最小割准则进行区域合并；二是以区域为顶点来建立赋权无向图，改变最小割方法直接以图像像素点为顶点建立赋权无向图，减少了图的顶点数，即减少计算复杂度。通过对合成图像与真实SAR图像进行分割处理，与传统分裂合并方法比较，本文方法相对较好。

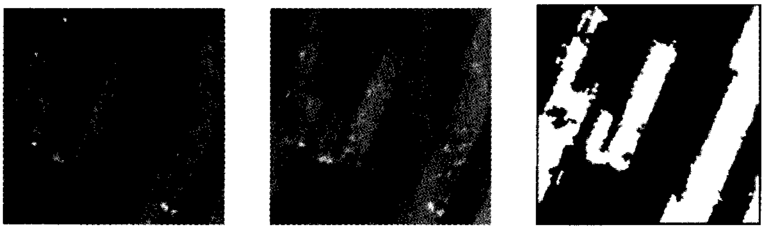


(a) 合成图像　　(b) 初始分割　　(c) 两类结果　　(d) 三类结果

图 3:　本文方法对模拟图像 168 × 168 的分割结果



(a1)　　(b1)　　(c1)



(a2)　　(b2)　　(c2)

图 4:　本文方法对 SAR 图像的分割结果

参考文献：

[1] Chris Oliver. Understanding Synthetic Aperture Radar Image[M]. Boston London: Arrech House, 1998

[2] Charles H, Fosgate, Hamid K, *et al*. Multiscale segmentation and anomaly enhancement of SAR imagery[J]. IEEE Trans on Image Processing, 1997, 6(1): 7-20

[3] Choi H, Richard G, Baraniuk. Multiscale image segmentation using wavelet domain hidden markov models[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2001, 10(9): 1309-1321

[4] 句彦伟，田铮，纪建. SAR图像无监督分割的空间变化混合MAR模型方法[J]. 计算机学报，2006, 29(2): 331-336
Ju Y W, Tian Z, Ji J. SAR imagery unsupervised segmentation based on spatially variant mixture multiscale autoregressive model[J]. Chinese Journal of Computers, 2006, 29(2): 331-336
[5] Steven H, Guillermo S, Allen T. Knowledge 2 based segmentation of SAR data with learned priors[J]. IEEE Trans Image Processing, 2000, 9(2): 215-219
[6] Wu Z, Leahy R. An optimal graph theoretic approach to data clustering: theory and its application to image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(11): 1101-1113
[7] Shi J, Malik J. Normalized cuts and image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence August, 2000, 22(8): 888-905
[8] Ding C, He X, *et al.* A min-max cut algorithm for graph portioning and data clustering[C]// Proc IEEE int'l Conf Data Mining, 2001
[9] Wang S, Siskind J M. Image segmentation with ratio cut-extended version[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence June, 2003, 25(6): 675-690
[10] Li X, Tian Z. Optimum cut-based clustering[J]. Signal Process, 2007, 89(11): 2491-2502
[11] Jenssen R, Principe J C, Eltoft T, *et al.* Information cut for clustering using a gradient descent approach[J]. Pattern Recognition, 2007, (40): 796-806
[12] Gomory R E, Hu T C. Multi-termainal network flows[J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 1961, 9(4): 551-570
[13] 章毓晋. 图像分割[M]. 北京：科学出版社，2000
Zhang Y J. Image Segmentation[M]. Beijing: Science Press, 2000
[14] Touzi R, Lopes A, Bousquet P. A statistical and geometrical edge detector for SAR images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1988, 26(6): 764-773
[15] Bush T F, Ulaby F T. Fading characteristics of panchromatic radar backscatter from selected agricultural targets[J]. IEEE Trans Geosci Electron, 1975, 13(4): 149-157

Region Segmentation of SAR Images Based on the Parametric Minimum Cut Method

ZHOU Qiang-feng[1,3], TIAN Zheng[1,2], LIU Bing-tao[1,4]

(1- Department of Applied Mathematics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072;
2- State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101; 3- China Airborne Missile Academy, Luoyang 471009;
4- China Electronics Technology Group Corporation No.54 Research Institute, Shijiazhuang 050081)

Abstract: The minimum cut criterion favors cutting small sets of isolated nodes in the graph, this paper propose a parametric minimum cut method to avoid it. Image segmentation based on graph method is not efficient when the number of the nodes is huge. This paper presents a novel graph-based SAR image region segmentation method with split-merge algorithm. The proposed method has two advantages, one is containing global information by using parametric minimum cut criterion to merge regions and the other one is greatly reducing nodes of the graph by using regions as nodes to create the graph. When splitting a SAR image into many regions according to its gray value, this paper gives a new homogeneity measurement of region to restrain speckle. The experiment results show the effectiveness of the approach.

Keywords: parametric minimum cut; SAR image segmentation; Gomory-Hu algorithm; graph theory

Received: 30 Sep 2007. **Accepted:** 22 Jan 2008.

Foundation item: The National Natural Science Foundation of China (60972150; 10926197); the Science and Technology Innovation Fund of Northwestern Polytechnical University (2007KJ01033).